

·“双清论坛”专题：人工智能基础理论及应用·

## 人工智能中的推理：进展与挑战

吴飞<sup>1\*</sup> 韩亚洪<sup>2</sup> 李玺<sup>1</sup> 郑庆华<sup>3</sup> 陈熙霖<sup>4</sup>

(1. 浙江大学计算机科学与技术学院, 杭州 310027; 2. 天津大学计算机科学与技术学院, 天津 300072;  
3. 西安交通大学电子与信息工程学院, 西安 710049; 4. 中国科学院计算所, 北京 100190)

**[摘要]** 推理是人工智能中的核心问题,本文分析了基于知识图谱推理、记忆驱动的推理、多智能体推理、因果推理和跨媒体综合推理等方面研究内容,探讨不同推理手段今后值得重视的研究方向。

**[关键词]** 逻辑;记忆;推理;跨媒体

推理是进行思维模拟的基本形式之一,是从一个或几个已知的判断(前提)推出新判断(结论)的过程。推理、搜索和约束满足一起并称为人工智能问题求解中的三大方法。

一般可将推理分为演绎(deductive)推理、归纳(inductive)推理、类比(analogy)推理、假设性(presumptive 或 abduction)推理、因果(causality)推理和综合(synthesis)推理等。

推理起源于人类尝试拥有从个别、具体事物中抽象概括出一般、普遍道理的思考能力,如亚里士多德提出和建立的“演绎三段论(syllogisms)”。

早期推理研究在逻辑学派和知识工程学派中展开。逻辑学派主张用形式化方法来描述客观世界,其认为任何推理是基于已有逻辑化知识而展开,如一阶逻辑和谓词逻辑及定义在其上的推理演算。

逻辑学派在发展推理过程中始终围绕着如何从已知命题/谓词出发推导出正确性结论这一核心。为了对推理过程的严格性和有效性进行松绑,出现非单调逻辑和模糊逻辑等方法,使得逻辑推理可在更广泛复杂情况下使用(如部分命题/谓词之间存在矛盾等)。

### 1 基于知识图谱的推理

与逻辑派学者通过命题或一阶谓词来表示客观世界中简单概念(如“亚里士多德是哲学家”、“所有

的哲学家都是智者”等)不同,知识工程学派通过语义网络来表示更为丰富概念与知识,以刻画实体之间以及实体与属性之间所存在的关联关系。早期的知识图谱几乎依赖于专家知识而构建,即知识图谱中的实体、属性与关系完全由专家人工构造,如WordNet<sup>[1]</sup>和CyC<sup>[2]</sup>等。

随着互联网信息时代的兴起,传统手工构造方法尽管具有所构造知识准确度高这一特点,但其完备性和可拓展性无法适应大数据时代发掘大量涌现知识的需求,为此基于数据驱动的机器推理方法进行知识图谱构建逐渐成为国际知识图谱研究的主要方向。在这一方面,一些实体识别、实体链接、关系抽取以及推理复杂关系的机器阅读等方法被提出。

早期知识推理缺乏平行语料库,因此多采用基于概率图的随机游走和路径排序(path ranking)等手段,从已有语义网络中挖掘和发现未知知识。随着深度学习的兴起,内嵌表示成为目前的主流方法。在这种方法中,通过神经语言模型将语义网络中符号化的实体、关系和属性映射到连续向量空间,在保持其图结构前提下得到实体、关系和属性的分布式向量表达。在这个基础上,学习得到能够衡量每一条三元组知识是否成立的推理函数。于是,可利用这个推理函数来预测所“缺失”的知识,补全语义网络。

基于符号规则推导或数据驱动计算的知识图谱推理方法各有优劣,前者解释性强而泛化能力弱、后者黑盒操作难以利用已有知识和先验。因此,需要加强如下内容研究:有机结合规则引导与数据驱动方法、面向资源匮乏特定领域的知识推理、人在回路的知识推理模型。

## 2 记忆驱动的推理

智能行为多依赖于记忆系统,研究发现人类记忆有感觉记忆(sensor memory)、工作记忆(working memory)和长期记忆(long-term memory)<sup>[3-5]</sup>。为了应对各种认知任务,大脑要在短时间内保存和处理各种感兴趣信息,完成这个过程的大脑系统就是“工作记忆”。工作记忆是形成语言理解、学习与记忆、推理和计划等复杂认知能力的基础。

在工作记忆区域中,当前输入信息(由感觉记忆加工的当前数据)以及非当前输入信息(从长期记忆中唤醒的历史信息,如已有知识和过往经验)一起发生作用。也就是说,人脑在进行感知和认知时,不仅要当前数据进行处理,还需要调动大脑中存储的相关信息。因此,注意力与记忆在人的认知理解过程中扮演了重要的角色,特别是对于文本、语音与视频等序列数据的知识获取与推理过程至关重要。

人脑在理解当前场景和环境时,有效利用了与当前输入数据相关的信息,这些信息存储在外部记忆体(external memory)中。神经图灵机(neural Turing machine)<sup>[6]</sup>就是通过一个控制器(LSTM实现)来对一个外部记忆库(相当于图灵机中的纸带)中知识进行读/写操作,以有效利用已有知识和先验信息,这被称为是一种深度神经推理(deep neural reasoning)的方法。类似的工作还有 Memory Networks<sup>[7]</sup>、自适应计算时间 Adaptive Computation Time、Neural GPU、Neural Random Access Machines 以及通过强化学习来训练 NTM 和堆栈、队列等形式的外在记忆体随机访问方法。

记忆驱动推理反映了人脑智能活动,要重点进行如下研究:感知记忆、工作记忆和长期记忆中逻辑、描述、事实型知识的表示方法,从离散符号到分布式向量表达,为深度神经推理打下基础;自上而下预测反馈与自底向上注意力相互结合方法,刻画短期记忆、工作记忆和长期记忆之间的交互机制,建立可计算推理手段;场景理解目标驱动下记忆激活、自更新和自调整机制,实现知识自适应学习与推理。

## 3 多智能体推理

与单智能体“感知—行动—目标”的推理过程不同,多智能体推理的核心是通过定义规则和激励对智能体之间的交互(如合作与竞争等)进行管控,并在改变单智能体行为过程中实现多智能体群体目标。在每个智能体“感知—行动—目标”的一致性理性假设前提下,如何达到多个智能体协同决策的平衡,是多智能体推理研究的关键问题<sup>[8]</sup>。

将深度强化学习(如 Deep Q-Network)扩展至多智能体,通过“利用和探索(exploitation-exploration)”机制可实现智能体的自适应交互。同时,在通讯协议的辅助下(如 CommNet<sup>[9]</sup>),可在去中心化模式下形成更鲁棒的多智能体推理策略<sup>[10]</sup>。因此,智能体交互语言(如离散符号系统)和通讯协议的形成过程开始引起关注。例如:对“行为者—评判家(actor-critic)”算法进行向量化扩展,形成可伸缩的通讯协议 BiCNet<sup>[11]</sup>;或者面向不完全信息环境中的局部可观测性,整合每个智能体的碎片信息,通过强化/可微分跨智能体学习(reinforced/differentiable inter-agent learning)对多智能体交互形成更全面表达<sup>[12]</sup>,从而提升推理的效率和准确率。

面向构建多智能体推理应用,近期研究开始关注多智能体在推理过程中的跨模态信息交互<sup>[13]</sup>,例如发送方和接收方的信息模态分别为图像和文本。虽然构建不同模态之间的编解码网络,例如深度循环 Q 网络(deep recurrent Q-network),可在多智能体间实现共同交互语言建模<sup>[14]</sup>,如何在更一般意义上构建面向异构(Heterogeneous)智能体的多智能体推理,形成非受限域(unconstrained domain)下的规则或激励定义机制,从而提升其面向不同应用的伸缩性,是值得进一步研究的问题。同时,将人的决策过程范例引入多智能体强化学习,可提升智能体间协同推理的学习进程<sup>[15]</sup>。因此,需研究如何通过人和智能体互动提升多智能体学习和决策的适应性,即构建“人—智能体”混合多智能体推理的理论和模型。

## 4 因果推理

判断因果关系是一种重要的推理,从海量数据中推断因果关系(而非相关性)是当前研究的一个热点。图灵奖获得者 Pearl 将因果推理分成 3 个由下而上的层次:(1) 关联(association):直接可从数

据中计算得到的统计相关;(2)介入(intervention):无法直接从观测数据就能得到关系,如“某个商品涨价会产生什么结果”这个问题不仅与新价格有关,而且会与客户购买行为、用户收入等等因素相关;(3)反事实(counterfactual):某个事情已经发生了,则在相同环境中,这个事情不发生会带来怎样的新结果<sup>[16]</sup>。

因果推理或因果推断是人类高级智能的一种,为了实现更好的因果推理,需要重点研究在复杂非完全条件下的因果推断、结构化推理模型、因果效应评估、深度学习与推理模型相互结合等,建立解释性强的推理机制。

## 5 跨媒体综合推理

不同于传统的逻辑推理,综合推理是一种生成式推理,其借鉴了人类认知方式中形象思维的理念,是对传统推理的一种松绑<sup>[17]</sup>。跨媒体与综合推理结合所形成的跨媒体综合推理则是从一种类型数据陈述的若干已知判断(前提)出发,推断出由另一类型数据陈述的若干结论,如图文生成、视觉问答和交互对话等。

人的记忆中主要包括了陈述性记忆和程序性记忆等知识,程序性记忆大多以形象形式存在。与陈述性知识推理不同,程序性记忆推理只需要较少的形式化(或可称为弱形式化)。当前,为了打通符号逻辑和视觉感知之间鸿沟来更好理解客观世界知识,已出现了结合视觉信息和文本逻辑的数据集(如NEIL、Vispedia和Visual Genome等),其为跨媒体综合推理提供了很好的数据基础。跨媒体综合推理要加强如下研究:有机协调“知识指导下的演绎”、“数据驱动中的归纳”和“行为增强内的规划”等理论模型和方法手段建立知识、数据和反馈于一体的人工智能新的理论和模型;多源跨媒体碎片化知识的挖掘与融合;以模仿(imitation)、顿悟和直觉等弱形式化手段对非符号知识和经验的学习,跨越符号、逻辑和视觉等模态鸿沟。

## 6 总结

推理是从一般到个别、一般到一般、个别到一般、个别到个别的过程。早期推理以保证推理结果正确性为核心,因此施加了较多的、严格的形式化约束,由于人脑推理过程中使用较多非形式化知识,对推理过程严格约束进行松绑,克服逻辑与非逻辑、抽

象性与形象性、特殊性与概括性等之间鸿沟,是推理取得跳跃式进步需要直面的问题。

## 参 考 文 献

- [1] Fellbaum C. WordNet. John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- [2] Lenat DB, Guha RV. Building Large Knowledge-based Systems: Representation and Inference in the Cyc project. 1989.
- [3] Tulving E. How many memory systems are there? *American Psychologist*, 1985, 40(4): 385.
- [4] Marois R, Ivanoff J. Capacity limits of information processing in the brain. *Trends in Cognitive Sciences*, 2005, 9(6): 296—305.
- [5] Baddeley AD. *Human Memory: Theory and Practice*. Psychology Press, 1997.
- [6] Graves A, Wayne G, Danihelka I. Neural Turing machines. arXiv preprint arXiv:1410.5401, 2014.
- [7] Weston J, Chopra S, Bordes A. Memory networks. arXiv preprint arXiv:1410.3916, 2014.
- [8] Shoham Y, Leyton-Brown K. *Multiagent systems: algorithmic, game-theoretic, and logical foundations*. Cambridge University Press, 2008.
- [9] Sukhbaatar S, Fergus R. Learning multiagent communication with backpropagation. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2016: 2244—2252.
- [10] Tampuu A, Matiisen T, Kodelja D, et al. Multiagent cooperation and competition with deep reinforcement learning. *PLOS ONE*, 2017, 12(4): e0172395.
- [11] Peng P, Yuan Q, Wen Y, et al. Multiagent bidirectionally-coordinated nets for learning to play StarCraft combat games. arXiv preprint arXiv:1703.10069, 2017.
- [12] Foerster J, Assael IA, de Freitas N, et al. Learning to communicate with deep multi-agent reinforcement learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2016: 2137—2145.
- [13] Evtimova K, Drozdov A, Kiela D, et al. Emergent language in a multi-modal, multi-step referential game. arXiv preprint arXiv:1705.10369, 2017.
- [14] Jorge E, Kågebäck M, Johansson F D, et al. Learning to play guess who? and inventing a grounded language as a consequence. arXiv preprint arXiv:1611.03218, 2016.
- [15] Koppula H S, Jain A, Saxena A. Anticipatory planning for human-robot teams. *Experimental Robotics*. Springer, Cham, 2016: 453—470.
- [16] Pearl J. Theoretical impediments to machine learning with seven sparks from the causal revolution. arXiv:1801.04016, 2018.
- [17] 潘云鹤, 综合推理的研究. *模式识别与人工智能*, 1996, 9(3): 201—208.

## Reasoning in artificial intelligence: advances and challenges

Wu Fei<sup>1</sup> Han Yahong<sup>2</sup> Li Xi<sup>1</sup> Zheng Qinghua<sup>3</sup> Chen Xilin<sup>4</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027;

2. School of Computer Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072;

3. School of Electronic and Information Engineering, XI'AN Jiaotong University, Xi'an 710049;

4. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

**Abstract** Reasoning is the key issue in Artificial Intelligence. This paper analyses several reasoning methods in terms of knowledge-augmented, memory-driven, multi-agent-cooperation, causality-discovered and cross-media synthesis. At the same time, this paper outlines the potential research directions in the future years.

**Key words** logic; memory; reasoning; cross-media

· 资料信息 ·

### 我国学者提出地球历史上最大一次生命灭绝的新模式

在国家自然科学基金(项目批准号:41673031、41721002、41603005、41473033、41330102)等资助下,中国科技大学地球和空间科学学院肖益林团队和沈延安团队在二叠纪末/三叠纪初生命大灭绝事件的过程和机制研究方面取得重要进展。研究者们首次系统测定了全球二叠—三叠界线的“金钉子”剖面—中国浙江煤山剖面的锂(Li)同位素组成,并通过动态模型计算,重建了这一重大地质历史时期海水的 Li 同位素组成及其变化趋势,在此基础上得出迅速增强的大陆风化作用导致海水组成的变化是二叠纪末生命大灭绝事件的重要环境因素这一结论。研究成果以“Rapid Enhancement of Chemical Weathering Recorded by Extremely Light Seawater Lithium Isotopes at the Permian-Triassic Boundary”(二叠纪末大陆风化与生命灭绝—来自海水 Li 同位素的纪录)为题,于 2018 年 3 月 26 日在 *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)* 上在线发表(论文链接:<https://doi.org/10.1073/pnas.1711862115>)。

距今约 2.52 亿年的二叠/三叠纪之交发生了地质历史时期最为严重的全球生物集群灭绝事件,这一事件在很短的时间内造成超过 80% 的海洋生物和 70% 的陆地生物的灭绝。长期以来,对于造成这次生命大灭绝的原因一直存在巨大争议,科学家曾提出“天体撞击”、“大规模火山喷发”、“海底可燃冰的快速分解”、“海水缺氧”等多种假说和解释,但具体的驱动机制和环境因素目前学界尚未形成统一的认识。该项研究结果表明,在灭绝事件发生前夕海水的 Li 同位素组成发生显著的降低,指示了西伯利亚火山大规模爆发导致的全球性风化作用的迅速增强,并将地表巨量的离子和营养盐输送进入海洋,引发海水的富营养化和酸化,进而导致海水缺氧、透光率降低等危及海洋生命生存的环境系统;当这一效应积累到海洋生命所能承受的阈值后,最终引发海洋生态系统的崩溃并造成二叠纪末生物在短时间内大量灭绝。在这一地球表层不同系统的转化过程中,作为联系海洋和陆地生态系统的“纽带”,大陆风化的增强在二叠纪生命大灭绝事件中很可能起到了非常关键的作用。

在自然界,Li 作为微量元素广泛存在于组成地球的各种岩石以及大洋、湖泊、河流水体及各种地质热液等体系中。Li 同位素作为国际上近年来发展起来的一种地球化学示踪手段,被广泛应用于从地表到地幔深度的各种地质过程研究和示踪,包括大陆风化体系、大洋热液系统、地幔相关过程和岩浆活动、火山活动研究、俯冲带流体演化和质量运移、壳幔相互作用、矿床和油气成因等多种地质过程,但将其应用于古生命灭绝事件研究并取得重要进展在国际上尚属首例,也为应用 Li 同位素研究重大地质事件提供了新的思路。此前研究团队在国家自然科学基金资助下在国内率先建立的 Li 同位素分析平台(项目批准号 90814008、41273037)发挥了重要的技术先导作用。

(供稿:地球科学部 郭进义)